



HAL
open science

Système de détection de maladies respiratoires basé sur l'analyse de l'environnement sonore dans des habitats partagés : résultats préliminaires

Vincent Zalc, Dan Istrate, Eric Campo, Pierre Rumeau, Adrien van den Bossche, Nadine Vigouroux, Frédéric Vella, Olivier Negro

► To cite this version:

Vincent Zalc, Dan Istrate, Eric Campo, Pierre Rumeau, Adrien van den Bossche, et al.. Système de détection de maladies respiratoires basé sur l'analyse de l'environnement sonore dans des habitats partagés : résultats préliminaires. 9ème Colloque en TéléSANTé et dispositifs biomédicaux (JETSAN 2023), université Paris 8, laboratoire LIASD; Sorbonne Université, laboratoire GeePs; CNRS, Jun 2023, Paris, Saint Denis, France. à paraître. hal-04220665

HAL Id: hal-04220665

<https://hal.science/hal-04220665>

Submitted on 28 Sep 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Système de détection de maladies respiratoires basé sur l'analyse de l'environnement sonore dans des habitats partagés : résultats préliminaires

Vincent Zalc¹, Dan Istrate¹, Eric Campo², Pierre Rumeau³, Adrien Van den Bossche⁴, Nadine Vigouroux⁴, Frederic Vella⁴, Olivier Negro⁵

¹Université de technologie de Compiègne, CNRS, Biomécanique et Bioingénierie, Centre de recherche Royallieu - CS 60 319 - 60 203 Compiègne Cedex

²LAAS, UPR8011, CNRS, Toulouse, France

³Laboratoire de Gérontechnologie La Grave, CHU Toulouse/CERPOP, Toulouse, France

⁴IRIT, UMR5505, CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse, France

⁵IUT, Université Toulouse Jean Jaurès, Toulouse, France

vincent.zalc@utc.fr

Abstract

Dans une société avec une augmentation de la proportion de personnes âgées, de nouvelles structures d'habitation se développent. L'habitat partagé en est un exemple. L'installation d'un système d'analyse multi-capteurs a été réalisée dans deux maisons de la région de Toulouse comprenant chacune 6 logements. Un système embarqué de classification permet, en local, de distinguer 13 classes sons. Des données ont été collectées sur une période de 7 mois. Une analyse préliminaire des événements sonores est présentée et concerne autant la détection d'un motif d'activités des personnes (heure de coucher et de réveil, heure des repas) mais aussi l'apparition de symptômes de maladies respiratoires grâce à la détection d'épisodes de toux.

Mots clés : Classification de son, I-Vecteurs, suivi de personnes âgées, système embarqué.

Le suivi de personnes âgées dans leur environnement pour détecter l'apparition d'une fragilité ou d'une situation de détresse reste un challenge pour la communauté scientifique et les acteurs de la silver économie malgré le fait que des solutions existent [2][3]. Beaucoup d'études et de projets sont menés pour détecter les événements caractéristiques tels que les chutes [4-6]. Mais qu'en est-il de la prévention des chutes ?

Un de nos objectifs est de réaliser des acquisitions en conditions écologiques de façon anonymisée sur une période assez longue afin de vérifier la possibilité d'établir des modèles d'activités des individus et de pouvoir caractériser de manière quantitative tout changement pouvant indiquer une potentielle survenue de fragilité. Le second consiste en la détection de symptômes pouvant indiquer une pathologie contagieuse (grippe, rhume ...) et potentiellement sa propagation au sein de la structure.

Par la suite nous allons présenter le contexte de l'étude, le système de suivi mis en place ainsi que des premiers résultats d'analyse des événements sonores.

I. INTRODUCTION

Bien vieillir est un enjeu majeur de notre société. Les personnes vieillissantes désirent continuer à vivre à leur domicile malgré la réduction d'autonomie. Certaines sont contraintes d'aller vivre en institution. D'autres structures existent pour des personnes qui restent autonomes mais ne pouvant ou ne désirant pas rester vivre seules [1].

L'habitat partagé est une de ses solutions. Dans une maison non médicalisée gérée par un accompagnant, les habitants vivent dans un studio composé d'une chambre et d'une salle de bain auxquels s'ajoute un espace commun pour la maison. Une personne âgée vivant seule dans son appartement ou dans un habitat partagé court le risque d'une chute. Pour vivre en sécurité des systèmes de détection automatique de la détresse sont proposés.

II. CONTEXTE DE L'ETUDE

Cette étude a été réalisée pour une période de plusieurs mois dans le contexte de la prévention d'épidémies de maladies contagieuses.

A. Équipe projet et site d'étude

Le projet se déroule dans la région de Toulouse et est porté par le CHU de Toulouse et le laboratoire LAAS, l'IRIT et le laboratoire BMBI de l'université de technologie de Compiègne. La collecte des données validée par un Comité d'Éthique de la Recherche (2022-469) s'effectue au sein d'un habitat partagé géré par l'association Ages Sans Frontières¹ (ASF). Cet habitat se compose de 2 maisons comprenant chacune six logements,

¹ <https://www.agessansfrontieres.fr/>

deux parties communes (une pour la petite restauration et télévision, l'autre pour les animations, divertissements et grosse restauration) ainsi qu'un bureau pour l'accompagnant. Ce dernier assure la gestion quotidienne du site et à ce titre remplira un cahier de suivi avec un relevé des événements notables survenus dans l'habitat partagé. Ce cahier nous servira de base de comparaison avec les données sonores analysées.

B. Dispositif déployé

Pour réaliser le suivi des personnes, chaque chambre est équipée de capteurs avec centralisation des informations collectées localement. Un réseau WIFI étendu a été mis en place. L'installation comprend un ordinateur de centralisation, des antennes et répéteurs WIFI et pour chaque chambre un module composé d'une carte Raspberry Pi 4. Cet ordinateur embarqué communique par technologie radio Zwave avec 2 multi-capteurs (mouvement, température et luminosité) Trisensors Aerotec, un capteur d'ouverture de porte et un microphone USB de type conférence Jabra 510 pour l'acquisition des sons.

Un système sécurisé par VPN permet une communication des données vers le serveur sécurisé de l'IRIT. Un monitoring permet de suivre de l'activité du réseau et des systèmes déployés. La Figure 1 schématise l'installation.

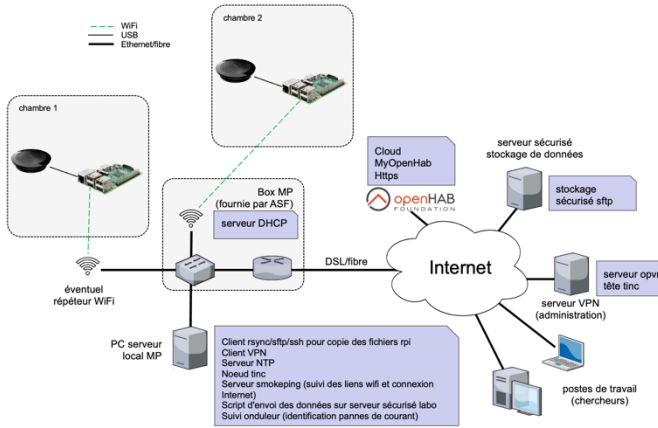


Figure 1. Topologie de l'installation

III. DISPOSITIF D'ANALYSE DES SONS

Le dispositif d'analyse de sons de l'environnement est une adaptation de ceux proposés et testés au sein de notre équipe [7].

C'est une version intermédiaire entre le système initial de reconnaissance des sons [7] et celui plus spécialisé pour la caractérisation de la toux [8] dont il reprend l'architecture en trois couches.

Comme décrit dans ces travaux, les sons peuvent être différenciés à travers certaines de leurs caractéristiques (spectrales ou temporelles) vectorisés et analysés avec des méthodes statistiques.

Aussi, nous utilisons les coefficients cepstraux de l'échelle fréquentielle de Mel (MFCC) basés sur le fonctionnement de l'oreille humaine et largement utilisés dans le domaine de la reconnaissance de la parole, du locuteur et des sons. A cela se rajoute :

- Le Spectral Roll Off-Point (RoP) qui représentent le centre de gravité du spectre d'énergie à 95% de sa distribution
- Le Remarkable Energy Rate (RER) qui représentent l'enveloppe du signal pour les hautes énergies introduit par *M. Robin* [4].

Le modèle utilisé pour la classification a été initialement proposé par *N. Dehak* [9] puis par *A. Larcher et al.* [10]. Il s'agit d'un modèle d'I-vecteurs représentant une projection compacte des mélanges de modèles de Gauss (GMM). Cette projection dans un espace de dimension réduite est nommée Total Variability.

$$M = m + Tw \quad (1)$$

Où *M* est le supervecteur canal-dépendant du GMM, *m* le canal-indépendant du supervecteur d'un modèle universel du monde (UBM), *T* la matrice contenant les deux canaux et *w* l'I-vecteur résultant. [8].

Lors d'une étude précédente [8], il a été montré que si le modèle des I-vecteurs était applicable à tous les sons, il est possible d'optimiser la classification en adaptant le choix des caractéristiques utilisées. Ainsi, il est possible de diviser la classification en fonction du type de son. Un modèle hiérarchique en trois couches a donc été choisi dans notre cas. (Figure 2)

La base de données d'apprentissage déjà existante nous permet de reconnaître 13 classes différentes [7].

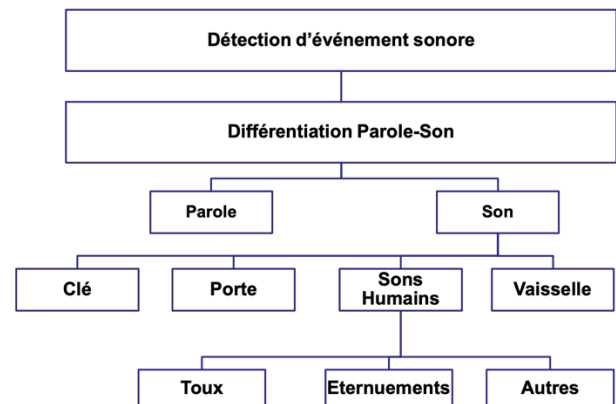


Figure 2. Architecture de classification des sons en trois Couches

Le système est conçu pour fonctionner en continu et en temps réel sur une Raspberry Pi4. La reconnaissance de classe de sons est effectuée en local en utilisant seulement la mémoire vive pour éviter tous enregistrement du signal sonore sur la carte mémoire. Cela permet de garantir la préservation de l'intimité de la personne car le signal sonore n'est pas enregistré et il n'est pas transmis par le réseau. La seule information stockée est celle concernant la classe de son reconnue, l'heure de sa détection (date et heure) et le rapport signal sur bruit du signal (RSB). Le RSB nous permet pendant le traitement de définir une confiance dans la classification. Les signaux avec un RSB négative (l'amplitude du signal utile plus faible que celle du bruit) ne sont pas classifiés.

IV. INTERPRETATION PRELIMINAIRE DES EVENEMENTS SONORES DETECTES

Si l'information extraite de la classification semble très faible (un horaire et une classe), le nombre de sons détectés, le nombre de classes et la période d'observation rendent le contenu extrêmement riche. Ainsi nous dénombrons plus de 3 millions de sons traités sur l'ensemble des chambres des deux maisons sur une durée de 200 jours.

Nous ne présentons qu'une vue préliminaire des informations pertinentes qui peuvent être extraites.

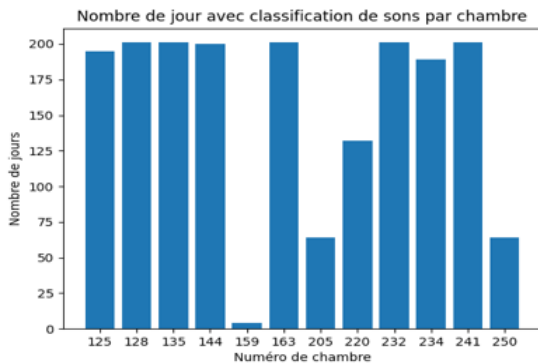


Figure 3 - Nombre de jour avec des événements sonores par chambre

Nous pouvons observer en Figure 3 que le nombre de jours comportant des données est plus réduit pour certaines chambres. D'une part, le dispositif a été arrêté dans deux chambres et d'autre part, pendant l'absence d'un résident aucun son n'est censé être émis (chambres 159, 205, 250).

La Figure 4 donne une répartition des sons détectés sur l'ensemble de la structure. Nous pouvons noter que la parole (Speech) représente 17,8% des sons classifiés alors que la toux (Cough) et les éternuements (Sneeze) en représentent respectivement 5,4% et 1%. Au total, 32,4% des classifications correspondent à des sons produits par l'Homme (Speech, Cough, Sneeze, Others) incluant la parole.

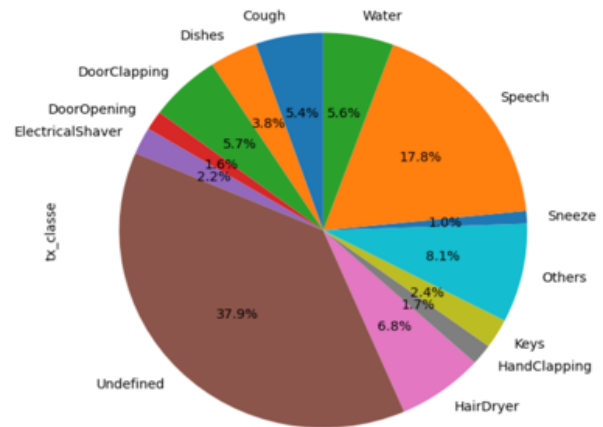


Figure 4 Représentation du taux de chaque classe de sons pour la durée de l'enregistrement

En faisant un focus sur une chambre, en termes d'évènements sonores de type parole, nous observons dans la Figure 5 une activité plus importante entre dix heures et midi ainsi que le soir tard. Nous pouvons supposer que sur ces plages horaires le résident est seul dans sa chambre. Dans la mesure où la parole peut soit provenir de la personne elle-même, soit d'un média telle la télévision ou la radio, nous pouvons associer cette augmentation à ce type d'activité. Nous pouvons également déduire que cette personne s'endort tard et se réveille vers 10h. La même analyse sur d'autres chambres montre des habitudes de sommeil très différentes.

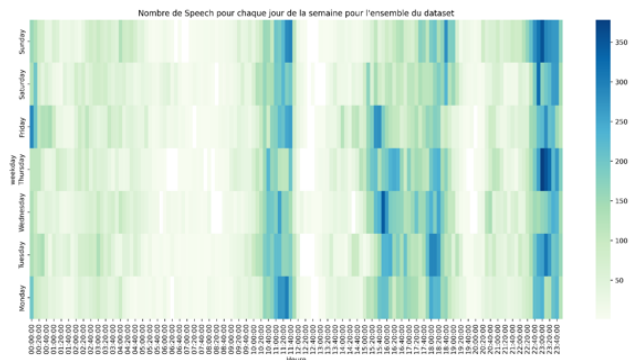


Figure 5. Nombre de classe parole pour les jours de la semaine toutes les 10 minutes sur l'ensemble de l'étude

Concernant l'après-midi, il y a une activité qui n'est pas uniformément répartie sur la semaine. Alors que précédemment nous avons supposé une présence dans la chambre, les activités de l'après-midi peuvent être plus variées. Il est possible qu'il y ait des visites ou que la personne fasse une activité hors de son logement. La nuit et au moment des repas les valeurs sont beaucoup plus faibles voir tendent vers 0. Il semble que la personne prenne ses repas dans la salle commune ce qui

justifierait l'absence de parole et plus généralement une valeur nulle sur l'ensemble des classes détectées.

La représentation de la Figure 5 permet d'établir un motif global de l'activité, du fait qu'elle est issue de données récoltées sur une période conséquente.

Concernant la détection de potentiel survenu de maladies respiratoires, nous nous intéressons à la détection des épisodes de toux. Nous avons corréliés les observations du cahier de suivi avec le nombre d'événements de type « Toux » détecté dans certaines chambres. Prenons l'exemple de la chambre 241 pour laquelle une bronchite a été identifié à la fin du mois d'août (carrée rouge dans la Figure 6). Nous observons un nombre important de sons de type « Toux » identifié pendant cette période mais aussi une semaine en avance ; nous pouvons supposer que la personne a commencé à tousser avant la pose du diagnostic.

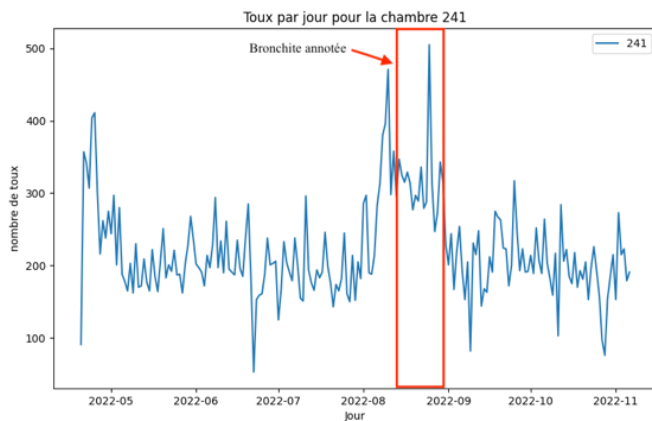


Figure 6. Événements de bronchite mentionné dans le cahier de suivi dans la chambre 141 mis en correspondance avec la courbe du nombre de toux par jour dans la même chambre

Pour la chambre 125, des quintes de toux ont été identifiées dans le cahier de suivi fin juillet et, de nouveau, début août (carrés rouges sur la Figure 7). Pour la première période le nombre de toux par jour est à son maximum ; par contre, pour la deuxième, nous avons une baisse du nombre de toux qui pourrait être expliqué par l'amélioration de l'état de santé en fin de maladie respiratoire.

Un événement nocturne a été signalé dans le cahier de suivi pour la nuit du 3 juillet pour la chambre 163, que nous pouvons corrélier avec le nombre total d'événements sonores. Dans la Figure 8, nous observons la présence d'événements en continu pour la période minuit à 6h00 du matin qui ne sont pas présents le 4 juillet. Le nombre d'événements sonores est calculé toutes les 10 minutes comme pour toutes les courbes présentées.

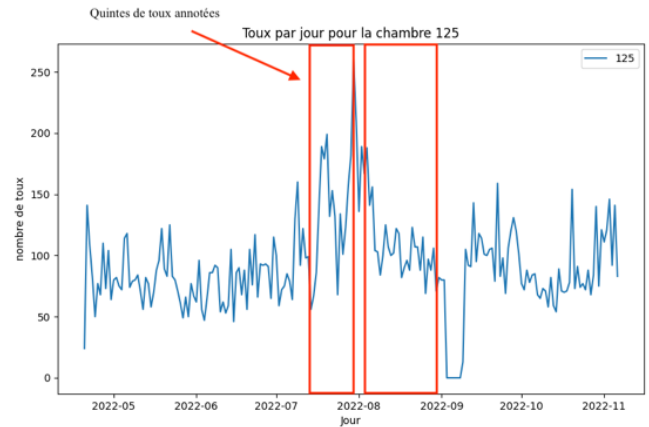


Figure 7 - Événements de quintes de toux relatés dans le cahier de suivi pour la chambre 125 corréliés partiellement avec un grand nombre de toux par jour dans la même période

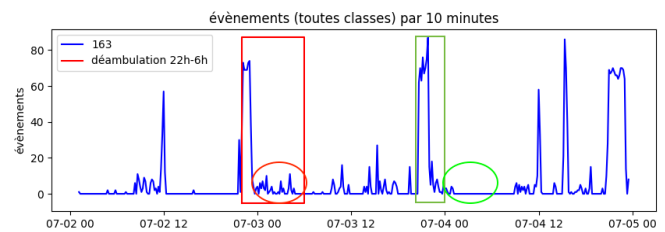


Figure 8 - Événements nocturnes (3 juillet) relatés dans le cahier de suivi pour la chambre 163 corréliés avec un grand nombre d'événements sonores

Nous avons également vérifié si les périodes d'absence d'un(e) locataire(trice) correspondent à des absences d'événements sonores. Pour la chambre 128, Figure 9, l'absence correspond à un nombre d'événements sonores égal à 0 mais pour la chambre 250, Figure 10, nous pouvons observer un jour avec un nombre important d'événements et un autre avec quelques événements sonores.

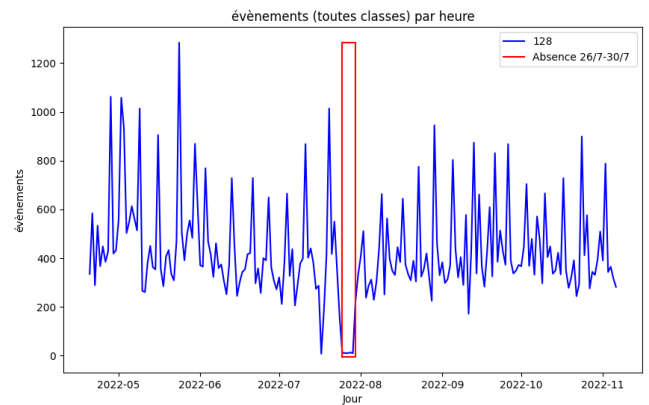


Figure 9 – Absence de la pièce 128 relatée dans le cahier de suivi corrélié avec nombre d'événements sonores nul

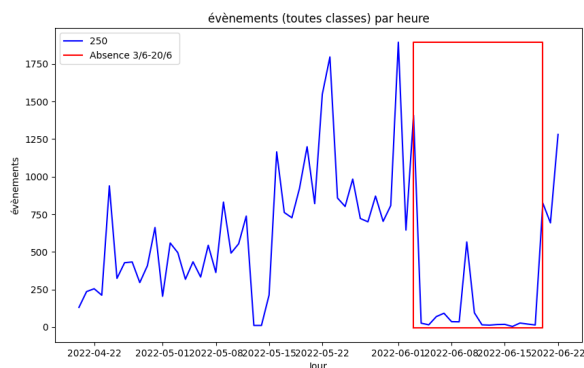


Figure 10 – Absence de la pièce 250 relatée dans le cahier de suivi corrélé avec nombre d'événements sonores réduit mais pas nul

Cela pourrait s'expliquer soit par la présence d'une personne pour le nettoyage soit par des événements sonores puissants dans les pièces voisines. Le nombre d'événements sonores a été cette fois-ci calculé par jour.

Si la tendance extraite de la classification fournie une information utilisable, la performance du système de classification rend l'analyse de cas ponctuels plus difficile. Nous pouvons avancer trois causes impactant les performances :

- Premièrement, nous avons un modèle sans possibilité de rejet, qui associe obligatoirement le son à traiter à l'une des classes connues même si ce son est inconnu.
- Deuxièmement, la base de données d'apprentissage reste restreinte et déséquilibrée en termes du nombre d'événements sonores par classe.
- Enfin, en environnement réel nous avons une superposition de sons et des bruits qui impacte le résultat de classification.

V. CONCLUSION AND PERSPECTIVES

Dans le cadre du vieillissement de la population et du développement de nouvelles structures de vie, nous avons équipé les chambres de deux maisons de la région de Toulouse de microphones pour établir des modèles de comportement et détecter l'apparition de maladies contagieuses. En se basant, uniquement sur les informations issues de l'environnement sonore, nous avons observé la possibilité de faire une image des habitudes d'un résident. Nous avons également pu corréliser des sons typiques de pathologies telle que la bronchite avec l'augmentation du nombre de toux. L'originalité de l'étude consiste dans le suivi longitudinal de 12 chambres pour une période de 7 mois. Un problème identifié est que le nombre réduit d'informations de la réalité empêche une analyse approfondie des résultats de la classification automatique. L'étude des données présentés reste préliminaire et va être plus approfondie pour permettre d'analyser la dérive par rapport à un

motif de comportement. Ainsi, il sera possible de fournir, au personnel de soin, une information sur l'évolution des patients étayée par des données quantifiables. De même, la corrélation de l'apparition de symptômes telle que la toux, sur plusieurs chambres, mettra en évidence la propagation d'une pathologie.

REMERCIEMENTS

Les auteurs expriment leur gratitude à l'association ASF pour le financement du matériel, aux habitants et accompagnants de la MP de Brens (81) pour leur participation au projet ainsi qu'au CHU de Toulouse pour le co-financement de l'étude. Nous remercions UTC pour le financement accordé au projet Episemiowatch dans le cadre de l'appel à projet AMI Covid-19.

REFERENCES

- [1] J.P Aquino, M. Bourquin. Les innovations numériques et technologiques dans les établissements et services pour personnes âgées, Rapport commandé par la filière Silver économie, juillet 2019.
- [2] P. Rumeau, N. Vigouroux, E. Campo, E. Bougeois, F. Vella, A. Van Den Bossche, T. Val and J. Ancilotto, "Technological Services in Shared Housing: Needs Elicitation Method from Home to Living Lab", IRBM, vol. 42, no.2, pp. 73-82, Apr 2021.
- [3] Huynh, Sinh; TAN, Hwee-Pink; and LEE, Youngki. Towards unobtrusive mental well-being monitoring for independent-living elderly. (2017). WPA '17: Proceedings of the 4th International on Workshop on Physical Analytics, Niagara Falls, June 19. 1-6. Research Collection School of Information Systems
- [4] A. Singh, P. Koshy and B. S. Manoj, "Multi-Person Fall Detection in Complex IoT-Assisted Living Environments," 2022 IEEE 19th India International Conference (INDICON), Kochi, India, 2022, pp. 1-7, doi: 10.1109/INDICON56171.2022.10039833.
- [5] K. Clarke, T. Ariyaratna and S. Kumari, "Concept-to-implementation of New Threshold-based Fall Detection Sensor," TENCON 2021 - 2021 IEEE Region 10 Conference (TENCON), Auckland, New Zealand, 2021, pp. 597-602, doi: 10.1109/TENCON54134.2021.9707236.
- [6] B. Wang and Y. Guo, "Soft Fall Detection Using Frequency Modulated Continuous Wave Radar And Regional Power Burst Curve," 2022 Asia-Pacific Microwave Conference (APMC), Yokohama, Japan, 2022, pp. 240-242, doi: 10.23919/APMC55665.2022.9999763.
- [7] Maxime Robin, Dan Istrate, and Jerome Boudy. Remote monitoring, distress detection by slightest invasive systems : Sound recognition based on hierarchical i-vectors. In 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pages 2744–2748, Seogwipo, July 2017. IEEE.
- [8] Diniz, M., Zalc, V., Istrate, D. "Cough sound recognition for COVID-19 risk detection." In JETSAN 2021-Colloque en Télésanté et dispositifs biomédicaux-8ème édition. 2021.
- [9] Najim Dehak, Patrick J Kenny, Réda Dehak, Pierre Dumouchel, and Pierre Ouellet. Front-end factor analysis for speaker verification. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 19(4) :788–798, 2011.
- [10] Anthony Larcher, Jean-François Bonastre, Benoît Fauve, Kong Aik Lee, Christophe Levy, Haizhou Li, John Mason, and Jean-Yves Parfait. ALIZE 3.0-Open Source Toolkit for State-of-the-Art Speaker Recognition. page 6, 2018.